



HAL
open science

Recrutement et auto-organisation : Vers un modèle multi-agent complet d'une colonie d'abeilles

Jérémy Rivière, Cédric Alaux, Yves Le Conte, Yves Layec, André Lozac'H,
Vincent Rodin, Frank Singhoff

► **To cite this version:**

Jérémy Rivière, Cédric Alaux, Yves Le Conte, Yves Layec, André Lozac'H, et al.. Recrutement et auto-organisation : Vers un modèle multi-agent complet d'une colonie d'abeilles. 26èmes Journées Franco-phones sur les Systèmes Multi-Agents (JFSMA'2018), Oct 2018, Métabief, France. hal-01898549

HAL Id: hal-01898549

<https://hal.science/hal-01898549>

Submitted on 18 Oct 2018

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Recrutement et auto-organisation : Vers un modèle multi-agent complet d'une colonie d'abeilles

J. Rivière^a C. Alaux^b Y. Le Conte^b Y. Layec^c
jeremy.riviere@univ-brest.fr cedric.alaux@inra.fr yves.leconte@paca.inra.fr yves.layec@orange.fr

A. Lozac'h^c V. Rodin^a F. Singhoff^a
andre.lozach3@free.fr vincent.rodin@univ-brest.fr frank.singhoff@univ-brest.fr

^a Lab-STICC, Université de Bretagne Occidentale,
CNRS UMR 6285, Brest, France

^b INRA, UR 406 Abeilles et Environnement,
Avignon, France

^c Groupement de Défense Sanitaire Apicole du Finistère
(GDSA29), France

Résumé

Les Systèmes Multi-Agents (SMA) ont montré depuis plusieurs années leur adéquation à modéliser et simuler les systèmes complexes. Nous suivons cette approche pour modéliser une colonie d'abeilles située dans une ruche Dadant, où plusieurs dizaines de milliers d'individus interagissent, dans le but d'évaluer l'impact d'actions locales au niveau des abeilles (e.g. pratiques apicoles) sur la colonie. Nous nous concentrons ici sur l'activité de butinage, en nous intéressant plus particulièrement aux interactions des butineuses avec l'environnement extérieur de la ruche, très différent en terme de granularité et d'échelle. Nous présentons un module paramétrable et compatible agent, dont le but est de modéliser et de simuler le butinage en fonction de la météo et des sources de nourriture environnantes. Les premiers résultats montrent qu'un phénomène d'auto-organisation des butineuses, résultant de leur comportement et des mécanismes de recrutement, les amène à sélectionner les meilleures sources disponibles, et offrent une première vérification de notre modèle.

Mots-clés : Simulation multi-agent, Auto-organisation, Environnement

Abstract

The agent-based approach has been successfully used in the past years to model and simulate complex systems. We use this approach on a honey-bee colony in a Dadant hive, where several tens of thousands of bees interact, in order to evaluate the impact of local actions at the bee-level (such as beekeeping practices) on the global system. In this article, we focus on the foraging activity, its recruitment mechanisms and the behaviour of foraging bees, and how these bees interact with the

environment of the hive, greatly different in granularity and scale. We present a customizable, agent-compliant module called the Ecosystem Module, that aims at modelling and simulating the foraging, according to the weather and the surrounding nectar sources. First results back up our model, showing that these recruitment mechanisms lead to a self-organizing process of the best available sources' selection by the agents.

Keywords: Multi-agent simulation, Self-organization, Environment

1 Introduction

Les systèmes complexes peuvent être définis comme "des systèmes dans lesquels de grands réseaux de composants, sans contrôle central, et suivant de simples règles, donnent naissance à des comportements collectifs complexes" [14]. Parce qu'ils se concentrent sur l'individu pour obtenir par émergence le comportement global, les SMA sont particulièrement adaptés pour modéliser et simuler de tels systèmes.

Une colonie d'abeilles, dans laquelle plusieurs dizaines de milliers d'individus interagissent et vivent ensemble, est un bon exemple de système complexe. En effet, une des caractéristiques notables d'*Apis mellifera L.*, utilisée en apiculture, et plus largement des abeilles de l'espèce *Apis*, est qu'elles vivent en colonie suivant un comportement eusocial [26]. Cette organisation sociale dépend des multiples interactions (e.g. phéromones [25], nutrition, communication) entre des individus spécialisés (butineuses, nourrices, gardiennes, etc.) d'âges et de castes différents. Des phénomènes complexes émergent de ces interactions au niveau du système (la colonie), permettant son auto-régulation et son auto-adaptation,

comme par exemple :

- Le changement de spécialité suivant les besoins de la colonie [20];
- La thermorégulation du nid [23];
- **La sélection des meilleures sources de nectar disponibles** [9, 22].

Notre projet ¹ est de modéliser ces phénomènes pour simuler une colonie d'abeilles, et cela, pour deux raisons. Premièrement, permettre d'interagir "naturellement" avec la ruche, directement au niveau des abeilles, dans deux usages différents : un usage pédagogique (*e.g.* pour apprendre les bonnes pratiques en apiculture), et un usage scientifique pour l'évaluation de phénomènes d'ordre écologiques (parasites, virus) et anthropiques. Deuxièmement, découvrir ou mieux comprendre les mécanismes menant à l'émergence de ces phénomènes pour aider à résoudre des problèmes similaires dans d'autres contextes. Cette démarche d'ingénierie, déjà appliquée à certaines espèces animales vivant en sociétés, a été menée avec succès à plusieurs occasions [5, 10]. Dans le cas des abeilles, leur capacité à détecter les sources les plus profitables pour rapidement les exploiter avant qu'elles ne disparaissent est très efficace, et pourrait inspirer de nouvelles méthodes d'organisation pour la résolution de problèmes d'allocation dynamique de ressources (critiques).

Certains de ces phénomènes pourraient être modélisés au niveau de la colonie par des équations différentielles, sans considérer les abeilles comme des individus [1, 17, 18]. Cependant, étudier l'émergence de ces phénomènes, et permettre d'interagir avec les abeilles dans la simulation, requièrent une approche *bottom-up* pour déduire les effets de ces micro-actions dans le court et long terme sur la colonie. Découvrir, formaliser et modéliser les liens entre les individus (le niveau "micro") et le comportement du système (le niveau "macro") restent une question scientifique majeure dans les systèmes complexes. Les modèles de population, parce qu'ils se concentrent sur le niveau "macro", ne prennent pas en compte le niveau "micro" et ses liens existants avec le "macro" []. Nous suivons donc une approche à base d'agents pour modéliser la colonie, dans laquelle une abeille est un agent décrit par son cycle biologique, son comportement, et ses interactions avec son environnement.

Nous présentons dans cet article ² un modèle

1. Le projet dans lequel s'inscrit ce travail est présenté à l'adresse <http://siiia.univ-brest.fr/simbaca/>

2. Une version en anglais de cet article a été publiée au Workshop MAS&S de la conférence PAAMS 2018 [16]

à base d'agents des butineuses, et comment leurs interactions et les mécanismes de recrutement mènent à une sélection des meilleures sources de nectar dans les environs de la colonie. Comme nous nous concentrons sur la ruche pour permettre des actions locales sur les abeilles, comme le retrait d'un cadre (une pratique apicole), cela fait naturellement de la ruche l'environnement des agents, avec la nécessité de définir leur comportement avec une granularité très fine. Cependant, les butineuses vont régulièrement à l'extérieur de la ruche pour aller chercher des ressources (nectar, pollen, eau), dans un rayon de 10 km [20], soit une aire d'approximativement 314 km². Il y a donc une grande différence de granularité et d'échelle entre la ruche (habituellement 38 x 45 x 31 cm) et l'environnement extérieur, rendant difficile la connexion entre les deux environnements.

Dans cette problématique, nous proposons de mettre en place un module dédié, le **Module Écosystème**. Ce module paramétrable est compatible avec un modèle à base d'agents : les Agents Butineuses, décrits dans la partie 4, interagissent avec ce module qui se base sur la météo locale, la longueur de la journée, et les sources de nectar et de pollen environnantes (cf. partie 3), pour simuler *numériquement* leur sortie de la ruche et les ressources rapportées selon des probabilités déduites, adaptées ou empruntées de modèles existants dans la littérature.

Dans la partie suivante, nous passons en revue plusieurs travaux importants sur la simulation à base d'agents de l'activité de butinage, et le rôle du recrutement. Les résultats préliminaires d'une expérimentation conduite dans les conditions (météo, sources) des trois dernières années à Brest (Bretagne) avec notre modèle et le Module Écosystème sont présentés et discutés dans la partie 5. Enfin, nous concluons et présentons les perspectives de ce travail dans la partie 6.

2 Recrutement et Modèles à Base d'Agents de Butinage

Comme montré par de précédents travaux [19, 21], le recrutement est la pierre angulaire d'un processus d'*auto-organisation* [4] des butineuses, qui les amène à sélectionner les sources de nectar les plus profitables dans les environs de la ruche. Parmi les butineuses, les scouts sont des exploratrices, dont le rôle est de sortir de la ruche pour découvrir une source de nectar ou de pollen, y butiner, puis communiquer (*waggle dance*)

à leur retour la localisation et la profitabilité de la source à des butineuses "sans emploi", qui attendent d'être recrutées sur la piste de danse. Étonnamment, les scouts ne représentent qu'une faible proportion des butineuses (aux alentours de 10% [20]), et, de plus, ne peuvent transmettre leurs informations qu'à un nombre très faible d'abeilles, ne recrutant que 0.8 abeilles en moyenne à chaque danse [9]. Seeley [20] a également souligné que les stocks de ressources de la colonie, notamment, influençaient le comportement des butineuses : lorsqu'ils sont bas, ils les amènent à explorer plus souvent et à accepter plus facilement des sources peu profitables. Cependant, la façon dont l'état des stocks est perçu par les butineuses reste toujours à vérifier.

Une formalisation logique d'une partie de ces mécanismes a notamment été proposée par [24], et donne un point de vue intéressant sur le comportement des butineuses, mais ne montre pas comment le processus d'auto-organisation des butineuses se met en place.

Parmi les modèles à base d'agents sur le butinage existants, aucun, à notre connaissance, ne modélise l'intérieur de la ruche dans son ensemble, mais tous représentent explicitement l'extérieur de la ruche, le plus souvent sous la forme d'une grille en 2D dans laquelle des sources de pollen et de nectar sont disséminées, et complètent parfois cette représentation par des données météorologiques. Ces modèles sont difficilement intégrables avec un modèle complet de la colonie, à cause notamment de la différence d'échelles (temps et espace) entre les modèles. La plupart de ces modèles sont indépendants, construits pour étudier une ou plusieurs questions biologiques précises [8, 9] comme, par exemple, les bénéfices du recrutement, du point de vue de l'évolution, selon la taille de la colonie et la qualité des sources. Ces modèles se concentrent sur le comportement de butinage de l'agent hors de la ruche, et introduisent certaines probabilités intéressantes que nous adaptons ici.

Un petit nombre de modèles à base d'agents interagissent avec d'autres modèles (habituellement des modèles de population) dans le but de simuler la dynamique de la colonie [1, 3], les phénomènes complexes n'étant pas pris en compte. Le modèle à base d'agents dédié au butinage de [1] interagit ainsi avec deux modèles de population simulant la vie de la colonie (naissances, consommation des ressources, etc.) et la propagation du parasite *Varroa destructor* dans la colonie. Plusieurs propriétés du modèle rendent difficile son adaptation à un modèle à

base d'agents de la colonie : les agents butineuses sont des "super-individus" représentant 100 butineuses identiques, et le modèle est exécuté une fois par jour, avec un pas de temps de la simulation qui semble être la minute. De la même manière, dans Bee++ [3], le couvain est simulé au niveau populationnel, l'intérieur de la ruche n'étant pas modélisé. Le comportement des agents est de plus guidé par des données globales (le nombre courant d'agents en train de butiner, le nombre total d'agents dans la colonie, etc.) qui sont imperceptibles, biologiquement parlant, par les abeilles.

3 Module Écosystème

Le rôle du Module Écosystème est de simuler, sur la demande d'un agent, l'activité de butinage en se basant sur une représentation de l'environnement extérieur de la ruche. Comme vu précédemment, deux facteurs importants sont nécessaires pour représenter l'environnement de la colonie : des données sur la météo locale, et les sources de pollen et de nectar environnantes, avec leurs périodes d'activité. Ces deux facteurs font chacun l'objet d'un module dédié et paramétrable, les modules Climat et Source.

Les conditions de sortie de la ruche des butineuses sont fortement influencées [20] par (1) la longueur de la journée, les abeilles ne butinant que le jour ; et (2) la météo, les butineuses ne pouvant sortir de la ruche que lorsque la température extérieure est au-dessus des 11°C, et qu'il n'y a pas de pluie ou de vent fort. Le *module Climat* modélise ces aspects en calculant les heures de lever et de coucher du soleil, et en se basant sur les données réelles de météo, suivant la date et la localisation de la simulation, qui sont paramétrables. Les données météo (température, humidité, nébulosité, etc.) proviennent du service de données publiques de Météo France ³, et sont disponibles pour soixante-deux stations en France. À partir de ces mesures et du moment de la journée, le module Climat peut donc indiquer si une butineuse peut ou non sortir de la ruche.

Le *module Source* permet de représenter les sources de nectar et de pollen environnantes, leur distance à la ruche, la période, durée et pic de floraison, ainsi que la concentration en sucre du nectar disponible. Lorsqu'une simulation est lancée, on peut choisir de générer un certain nombre de sources aléatoires, mais aussi de configurer les principales sources locales. Par exemple, certaines des sources connues autour de Brest, dans

3. <https://donneespubliques.meteofrance.fr/>

le Finistère, et utilisées dans notre expérimentation (voir partie 5), sont : le colza (15 avril au 15 mai), les ronces (15 juin au 15 juillet), le châtaignier, le saule, etc. Chaque source est régulée par un *facteur source*, directement inspiré du "season factor" du modèle de population HoPoMo [18], et qui donne la disponibilité des ressources de nectar et/ou de pollen selon la date. Il est défini par la fonction Gaussienne normalisée suivante :

$$SF(src, nb) = 1 - \left(\frac{1}{\frac{d}{4} \cdot \sqrt{2 \cdot \pi}} \cdot \exp\left(-\frac{(nb-p)^2}{2 \cdot \frac{d^2}{4}}\right) \right)$$

où *src* est la source, *nb* le numéro du jour dans l'année, *d* la durée de floraison et *p* son pic. Chaque source a également une **profitabilité**, calculée à partir de sa distance à la ruche, la concentration en sucre du nectar disponible, et la quantité de ressources accessible à la source. La profitabilité va impacter le recrutement des abeilles, qui vont également prendre en considération leur perception des stocks actuels de la colonie (voir partie 4.1).

Le dernier composant du Module Écosystème est l'Agent *Outside*, qui est l'interface du système. Cette interface est un agent pour permettre à une simulation à base d'agents de communiquer avec le Module Écosystème, via un protocole de communication respectant le standard FIPA-ACL. Typiquement, l'Agent Butineuse demande (*Request*) à l'Agent *Outside* s'il peut aller butiner à une source connue (soit par recrutement, soit qu'il a déjà visitée) ou à une source qu'il doit d'abord découvrir. Selon les probabilités p_{mort} et $p_{succès}$ (cf. Table 2), l'Agent *Outside* répond par un *refus* à la requête (parce que l'Agent Butineuse meurt, ou n'a trouvé aucune source) ou *accepte* la requête. Dans ce dernier cas, l'Agent *Outside* communique à l'Agent Butineuse (1) la quantité de nectar et/ou de pollen récoltée, (2) la qualité du nectar de la source et (3) le temps nécessaire au butinage, exprimé en nombre de pas de simulation (voir la partie 4.4) que l'Agent Butineuse doit attendre pour simuler sa sortie.

4 Modèle Multi-Agent de Butinage

Nous ne considérons dans ce travail préliminaire que les butineuses ; les autres abeilles et les interactions qu'elles peuvent avoir avec les butineuses sont pour le moment mises de côté, mais seront incluses dans les futurs travaux pour représenter l'ensemble de la colonie. A partir de la littérature et de l'expertise de nos partenaires biologistes, nous modélisons donc le cycle biologique des butineuses, leur comportement, et leurs interactions avec leur environnement.

4.1 Recrutement et Mécanismes d'Auto-Organisation

Le recrutement et la profitabilité sont les notions principales qui permettent une sélection efficace des meilleures sources de nourriture. Pour reproduire cette auto-organisation des butineuses dans les simulations, nous modélisons le recrutement grâce aux mécanismes suivants :

1. Lorsqu'ils reviennent à la ruche, les Agents Butineuses peuvent communiquer à des agents "sans emploi" la profitabilité de la source qu'ils ont trouvée, selon (a) cette valeur, et (b) leur perception de l'état actuel des stocks de la colonie.
2. L'état des stocks de la colonie pondère également la décision d'un Agent Butineuse de suivre un recrutement ou non, mais aussi les probabilités de partir de lui-même explorer (p_{scout}) ou d'aller sur la piste de danse (p_{piste_danse}).

Comme présenté dans la partie 5, les résultats préliminaires montrent que ces mécanismes aident à reproduire cette auto-organisation dans les simulations.

4.2 Environnement

L'environnement d'un Agent Butineuse est constitué de la ruche, des autres agents et de l'Agent *Outside*, comme illustré par la Table 1. Ce type de table est similaire aux matrices d'interaction introduites par [13], et couramment utilisé dans une approche de modélisation orientée interactions (à l'opposé d'une approche orientée agents). Elle sert ici à illustrer notre modèle.

Nous avons choisi une représentation minimaliste de la ruche, qui contient simplement les valeurs des stocks de nectar et de pollen. Nous supposons que cette représentation est pour le moment suffisante pour reproduire l'auto-organisation des butineuses, mais notre objectif à court terme est d'avoir une représentation spatiale explicite de la ruche.

Ce choix de conception a deux conséquences. Premièrement, la consommation des ressources par les abeilles est simplifiée, et simulée à partir du nombre d'abeilles total de la colonie (selon les proportions de chaque spécialité dans la littérature). Deuxièmement, dans une vraie ruche, la perception par les abeilles des stocks de ressources est un phénomène complexe, qui implique notamment ses interactions avec d'autres abeilles. Dans ce modèle, la perception est donc

TABLE 1 – Table d’interaction de l’Agent Butineuse avec son environnement.

Interactions	Agent Butineuse	Ruche	Agent Outside
Agent Butineuse	Recrutement	Déposer ressources	Envoyer la requête de sortir butiner
Ruche	Percevoir les stocks	Consommation du pollen et du nectar	-
Agent Outside	Accepter / Refuser la requête de sortir butiner	-	-

également simplifiée, et déduite à partir des valeurs de stocks perçues au travers d’un biais aléatoire pour simuler son imprécision.

4.3 Comportement de l’Agent Butineuse

Grâce à sa représentation graphique simplifiée, le diagramme d’états présenté dans la Figure 1 a été le support d’une discussion interdisciplinaire entre biologistes, apiculteurs, et informaticiens, en vue de définir le comportement de l’Agent Butineuse. Il offre une vue dynamique du comportement de l’agent dans le modèle.

Dans la Figure 1, les transitions entre les états sont des probabilités et/ou des conditions vérifiées à chaque pas de temps par l’agent. La Table 2 complète le modèle et donne les valeurs des probabilités utilisées par l’Agent Outside et l’Agent Butineuse, ainsi que les valeurs des différents paramètres qui peuvent être légèrement différentes pour chaque abeille, pour représenter une variabilité inter-individuelle. L’Agent Butineuse suit donc le comportement défini par le diagramme d’états, constitué de sept états. Les états les plus importants sont :

SurLaPisteDeDance : cet état est au carrefour de plusieurs transitions. L’agent peut venir de l’état *Resting*, pour soit attendre d’être recruté par un autre agent, soit sortir explorer (probabilité $p_{succès}$). L’agent peut aussi venir de l’extérieur, en ramenant ou non des ressources (états *Succès* ou *Échec*).

EnAttenteDeRecrutement : l’agent est à l’écoute de messages provenant d’un autre agent recruteur (état *Recrutement*). Dans le cas où il reçoit un message, l’agent évalue la profitabilité reçue de la source en prenant en compte sa vue biaisée du stock de ressources de la colonie. Si la source lui semble suffisamment profitable, il essaie de sortir de la ruche pour aller y butiner. Dans les autres cas, et si l’agent estime avoir attendu trop longtemps, il peut également sortir explorer suivant la probabilité $p_{succès}$.

Butinage : cet état simule le butinage en lui-même, via la communication avec l’Agent Outside et le Module Écosystème.

Recrutement : l’agent, après une sortie fructueuse, revient sur la piste de danse et peut essayer de recruter (*danse*) d’autres agents dans l’état *EnAttenteDeRecrutement*, suivant la profitabilité de la source et l’état des stocks de la colonie. Une source peut être profitable (*source profitable*) mais pas assez, par rapport aux stocks, pour danser. Dans le cas contraire, l’agent envoie un message contenant le nom de la source et sa profitabilité, à un certain *nombre d’agents atteignables*, *i.e.* des agents "sans emploi", attendant d’être recrutés. L’agent essaye ensuite de retourner à l’extérieur de la ruche pour butiner à la même source, lorsque c’est possible.

4.4 Implémentation et Ordonnancement

Le modèle à base d’agents et le Module Écosystème ont été implémentés avec JADE [2] dans le langage de programmation orienté-objet Java. JADE intègre notamment des mécanismes de communication et une architecture adaptée à notre modèle : les comportements, indépendants de l’agent, peuvent être ajoutés ou retirés suivant l’évolution de sa spécialité. JADE propose également un *FSMBehavior*, permettant d’implémenter directement le diagramme d’états et ses transitions. Enfin, ce choix de plateforme repose aussi sur la nécessité d’implémenter un modèle dans un langage de programmation standard (*i.e.* à l’inverse de langages spécifiques comme GAML [11], par exemple), pour maximiser la réutilisabilité du code et le rendre plus facilement extensible et distribuible.

Les abeilles étant des êtres vivants asynchrones, nous avons choisi un ordonnancement asynchrone, dans lequel les agents sont activés dans un ordre aléatoire pour éviter des biais [12]. Comme nous avons affaire à des agents, cette *activation* consiste en une réception d’un message

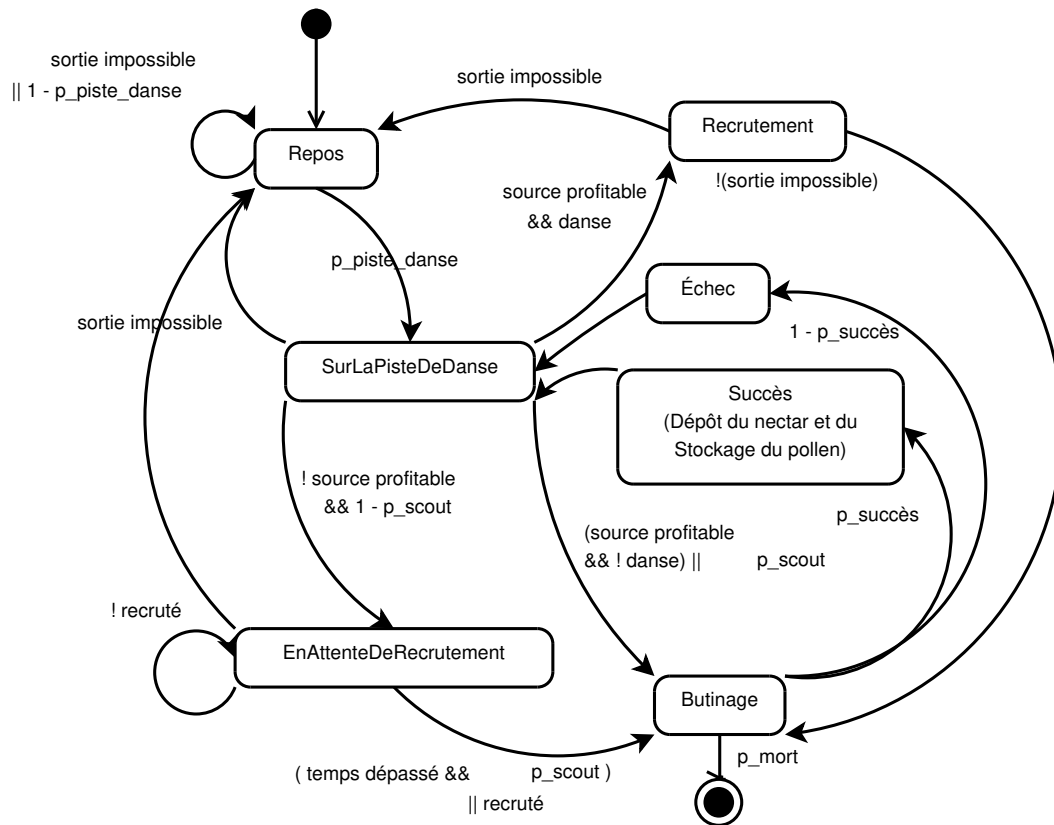


FIGURE 1 – Diagramme d'états du comportement de l'Agent Butineuse.

envoyé par un agent en charge de l'ordonnancement, que nous appelons Agent Scheduler.

Rien n'empêche cependant l'ordonnanceur de l'environnement (dans notre cas, la machine virtuelle Java - JVM) de favoriser certains agents qui feront donc plus d'actions que les autres. Ces agents doivent donc se synchroniser à un moment ou à un autre pour éviter que ce phénomène ne s'aggrave avec l'accumulation. Cette synchronisation est faite par l'ajout de la politique suivante dans le comportement des agents, qui s'inspire des mécanismes décrits dans [6, 7] :

1. L'Agent Butineuse attend le message d'activation de l'Agent Scheduler ;
2. Après sa réception, il effectue n actions ;
3. Enfin, il informe l'Agent Scheduler qu'il a terminé, et attend à nouveau un message d'activation.

Pour sa part, l'Agent Scheduler attend donc que tous les Agents Butineuses aient terminé avant d'envoyer un nouveau message d'activation. Plus la valeur de n est petite, plus le nombre de messages échangés sera grand. A l'inverse, une trop grande valeur pour n pourrait mener à une grande différence d'actions effectuées entre

les agents. Ces actions sont définies à l'intérieur des états introduits précédemment comme des étapes qui prennent en réalité une seconde à être réalisée par les abeilles.

Le problème posé par cet ordonnancement est celui de la reproductibilité des expérimentations : en raison de l'aléatoire imposé par l'ordonnanceur propre à Java, il ne sera pas possible, à graine égale, d'avoir les mêmes résultats. Ce problème nous amène à envisager à court terme la migration du code vers une autre plateforme plus adaptée mais plus restrictive, telles que Re-past [15] ou Janus⁴.

5 Expérimentation

Nous avons conduit trois expériences avec notre modèle et le Module Écosystème, chacune dans les conditions (météo et sources locales) de ces trois dernières années à Brest. Ces expériences courent du 1er mars au 1er septembre de chaque année. Chaque expérience consiste en 10 essais avec la même météo et localisation des sources, et le même état initial : 500 Agents Butineuses,

4. <http://www.janusproject.io/>

TABLE 2 – Les probabilités et les paramètres utilisés par l’Agent Outside et l’Agent Butineuse. Chaque valeur est donnée par rapport au ratio $\frac{\text{temps simulé}}{\text{temps réel}} = \frac{1}{1000}$. Les probabilités pondérées par le stock des ressources de la colonie sont représentées avec une *.

Probabilité/Paramètre	Valeur	Adapté de
Agent Outside :		
p_{mort}	0.0108	[17]
$p_{succès}$ lorsque scout	0.43	[22]
$p_{succès}$ lorsque recruté	0.93	[22]
Durée du butinage	[5.41; 11.37] <i>min.</i> pour une source à 650m	[21]
Quantité max. en un seul voyage :		
- de nectar	[14.6; 16] <i>mg</i>	[9]
- de pollen	25 <i>mg</i>	[9]
Vitesse de vol	1.29 <i>m.s</i> ⁻¹	[21]
Consommation de nectar en vol	0.0083 <i>mg.m</i> ⁻¹	[20]
Agent Butineuse :		
$p_{succès}$ *	0.00825	[9]
p_{piste_danse} *	0.001	Déduit de la calibration
Nombre max. de voyages	[20; 30] voyages d’affilé	[20]
Température de sortie :		
- minimum	11°C ₋₁	[20]
- maximum	40°C ₊₁	[20]
Nombre d’agents atteignables	[0; 3] agents par danse	[9]
Temps d’attente max.	30 <i>min.</i>	Déduit de la calibration

et des stocks de ressources plutôt bas. Comme le modèle à base d’agents n’inclut pas pour le moment la Reine et les larves, la probabilité p_{mort} de l’Agent Outside a été fixée à 0.

Ces trois expériences ont pour but de faire une première vérification du comportements des agents et du Module Ecosystème, en vérifiant notamment les hypothèses suivantes :

- H1 : La météo influence la sortie des Agents Butineuses, (cf. partie 3);
- H2 : Les agents sélectionnent les sources les plus profitables autour de la ruche;
- H3 : Les scouts représentent en moyenne 10% du nombre d’agents total [20].

5.1 Résultats Préliminaires

La Figure 2 montre tout d’abord l’influence de la météo sur les agents (H1), en l’illustrant avec les résultats d’un essai sur l’année 2015. Les premiers points sur la gauche du graphe (b) signifient qu’il y a quelques agents sortant de la ruche aux alentours de 10h (x), mais que la majorité va butiner autour de 14h (cercle), jusqu’à 16h (+). Au mois de mars, il y a plusieurs jours où les agents ne peuvent pas du tout sortir de

la ruche à cause de faibles températures (graphe (a)) ou d’une mauvaise météo. A l’inverse (e.g. en juin), les agents peuvent sortir butiner pour la première fois très tôt dans la journée, dès le lever du soleil, et terminer au coucher.

Les effets du mécanisme de recrutement sont illustrés par le graphe (c), qui montre une corrélation entre le nombre d’Agents Butineuses scouts (ligne pleine) et recrutés (ligne pointillée). Au début du mois d’avril, par exemple, une nouvelle source profitable est découverte par les scouts, et, la météo permettant la sortie de la ruche, un grand nombre d’Agents Butineuses est recruté en quelques heures vers cette source; presque 50% du nombre total d’agents. Ce phénomène s’explique par le faible niveau des stocks de la colonie qui influence les agents à aller sur la piste de danse, et à accepter des sources potentiellement peu profitables. Le nombre d’agents recrutés augmente donc et seuls quelques scouts restent. Ces résultats se retrouvent d’une manière globale dans les essais des trois expériences.

Sur les trois expériences, la proportion moyenne d’Agents Butineuses scouts par rapport au nombre total d’agents (H3) se situe entre 6% et 7%. Comme les stocks de la ruche sont bas,

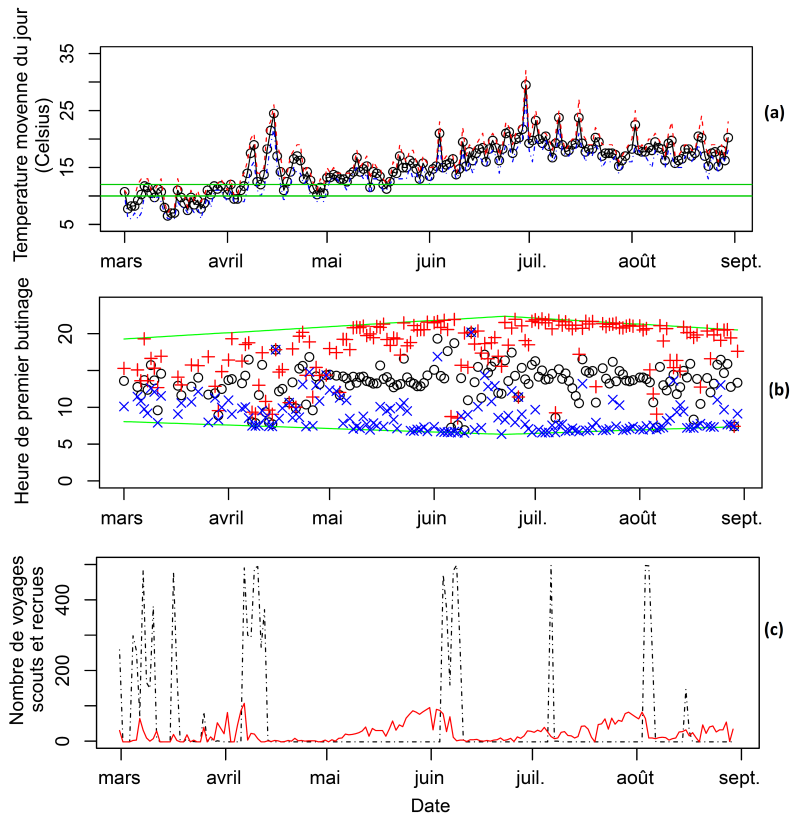


FIGURE 2 – Le graphe (a) montre la température moyenne par jour de l’année 2015 à Brest (cercles), avec les minimums (tirets et pointillés) et maximums (tirets). Le graphe (b) donne, en moyenne et par jour, l’heure à laquelle des agents sortent butiner pour la première fois (cercles). Les minimums (x) et maximums (+) de ces heures sont également affichés. Le graphe (c) montre le nombre de voyages effectués par jour par les agents scouts (ligne pleine) et les agents recrutés (ligne pointillée).

nous nous attendions à trouver une plus grande valeur (10%); d’autres expériences, en faisant par exemple varier la valeur initiale des stocks pour quantifier leur impact, sont nécessaires.

La Figure 3 illustre, sur le même essai que la Figure 2, les sources sélectionnées par les agents selon leur profitabilité. Sur le graphe (a), la source S1 commence par être la plus profitable. Puis la source S2, plus courte en durée, devient la source la plus profitable pour environ 10 jours. Enfin, après un rapide retour de S1, la source S3 finit par être la plus profitable au 95ème jour.

Au début de l’essai, la météo ne permet pas aux agents de butiner de façon efficace, comme le montrent les graphes (b) et (c). Trois points d’intérêts peuvent ensuite être notés. Le premier se situe au 75ème jour (mi-mars) : des agents scouts découvrent S1 et S2, et le recrutement mène à une auto-organisation des agents qui délaissent progressivement S2 pour S1 après 3 jours. Le second point d’intérêt concerne S2, ignorée par les agents entre les 81ème et 98ème jours, alors

qu’elle est la source la plus profitable. Ce phénomène peut s’expliquer partiellement par la faible différence de profitabilité entre S1 et S2, mais aussi par le fait que S2, peut-être à cause d’une trop forte concentration des butineuses sur S1, ait été "manquée" par les agents scouts. Enfin, nous retrouvons autour du 97ème jour (début du mois d’avril) le recrutement massif décrit plus tôt : les agents butinants aux sources S1 et S2 abandonnent progressivement ces sources pour S3, les scouts ayant découvert et communiqué aux autres agents sa profitabilité.

6 Conclusion et Perspectives

Nous avons présenté dans cet article un modèle à base d’agents de butinage, et un Module Écosystème, qui permet aux agents de naviguer entre l’intérieur et l’extérieur de la ruche, environnements d’échelle et de granularité différentes.

Les premiers résultats vérifient l’influence de l’environnement de la ruche (météo, sources)

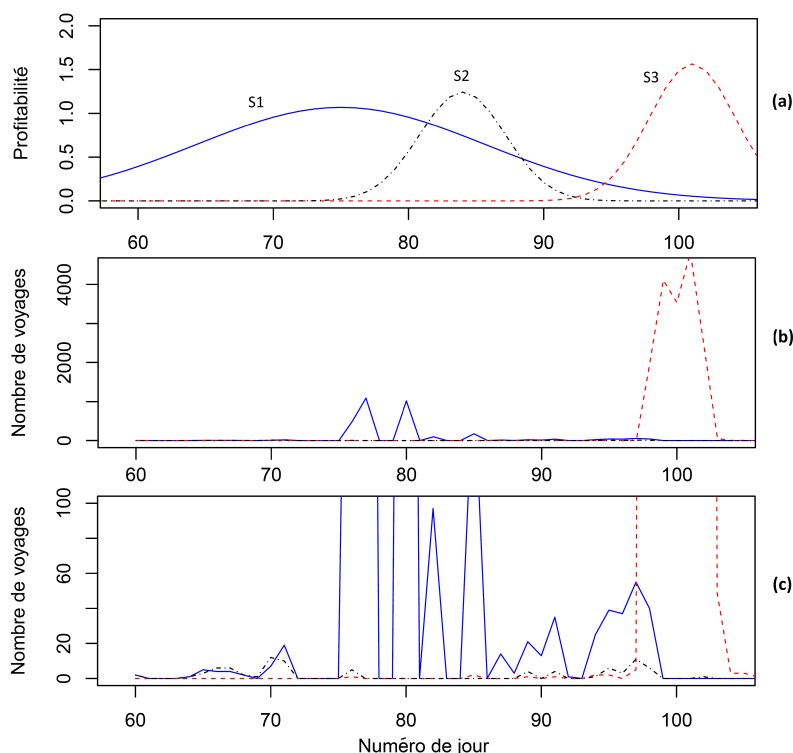


FIGURE 3 – Le graphe (a) montre l'évolution de la profitabilité des sources S1, S2 et S3 sur les mois de mars et d'avril de l'année 2015. Le graphe (b) donne le nombre total par jour de voyages effectués par les agents à ces mêmes sources. Le dernier graphe (c) est un agrandissement du second.

sur les agents, et montrent que, dans certains cas, leur comportement reproduit correctement le recrutement, qui les mène à un processus d'auto-organisation pour sélectionner les meilleures sources disponibles. D'autres expériences prévues viendront compléter la vérification de notre modèle. Une analyse de sensibilité des paramètres sera nécessaire afin de les calibrer plus finement, à partir de données réelles de butinage.

La mise en place du modèle à base d'agents de la colonie dans son ensemble, en prenant en compte plus de phénomènes complexes régissant la vie d'une colonie, est en cours et inclut une représentation spatiale explicite de la ruche et des stocks de ressources, ainsi que la définition des comportements des agents d'autres castes et spécialités (*e.g.* la Reine, les receveuses, les larves), et des interactions pouvant survenir entre eux et avec les Agents Butineuses.

A terme, de nouvelles expériences conduites avec le modèle complet et le Module Écosystème sont prévues pour valider le modèle et comparer les résultats avec des données réelles sur la dynamique des colonies. Enfin, il s'agira d'intégrer des moyens d'interaction et de visualisation avec la ruche, réalistes, intuitifs et ergonomiques.

Références

- [1] M. A. Becher, V. Grimm, P. Thorke, et al. Beehive : a systems model of honeybee colony dynamics and foraging to explore multifactorial causes of colony failure. *Journal of Applied Ecology*, 51(2) :470–482, 2014.
- [2] F. Bellifemine, F. Bergenti, G. Caire, and A. Poggi. Jade — a java agent development framework. In R. H. Bordini, M. Dastani, et al., editors, *Multi-Agent Programming : Languages, Platforms and Applications*, pages 125–147. Springer US, 2005.
- [3] M. Betti, J. F. Leclair, L. M. Wahl, and M. Zamir. Bee++ : An object-oriented, agent-based simulator for honey bee colonies. In *Insects*, 2017.
- [4] E. Bonabeau. Agent-based modeling : Methods and techniques for simulating human systems. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 99(3) :7280–7287, 2002.
- [5] C. Bourjot and V. Chevrier. Multi-agent simulation in biology : application to social spiders case. In *Agent Based Simulation*, pages 18–23, Apr. 2001.
- [6] L. Braubach, A. Pokahr, W. Lamersdorf, et al. A generic simulation service for

- distributed multi-agent systems. In *From Agent Theory to Agent Implementation (AT2AI'04)*, pages 576–581, 2004.
- [7] G. Cich, S. Galland, L. Knapen, et al. Addressing the challenges of conservative event synchronization for the SARL agent-programming language. In Y. Demazeau, P. Davidsson, et al., editors, *Advances in Practical Applications of Cyber-Physical Multi-Agent Systems : The PAAMS Collection*, pages 31–42. Springer, 2017.
- [8] H. de Vries and J. C. Biesmeijer. Modelling collective foraging by means of individual behaviour rules in honey-bees. *Behavioral Ecology and Sociobiology*, 44(2) :109–124, 1998.
- [9] A. Dornhaus, F. Klügl, C. Oechslein, et al. Benefits of recruitment in honey bees : effects of ecology and colony size in an individual-based model. *Behavioral Ecology*, 17(3) :336–344, 2006.
- [10] A. Drogoul. *De la simulation multi-agents a la resolution collective de problemes : une etude de l'emergence de structures d'organisation dans les systemes multi-agents*. PhD thesis, 1993. Dirigée par FERBER, J. Sciences appliquées Paris 6.
- [11] A. Grignard, P. Taillandier, B. Gaudou, et al. Gama 1.6 : Advancing the art of complex agent-based modeling and simulation. In G. Boella, E. Elkind, et al., editors, *PRIMA 2013 : Principles and Practice of Multi-Agent Systems*, pages 117–131. Springer Berlin Heidelberg, 2013.
- [12] Y. Kubera, P. Mathieu, and S. Picault. How To Avoid Biases In Reactive Simulations. In Y. Demazeau, J. Pavòn, et al., editors, *7th International Conference on Practical Applications of Agents and Multi-Agent Systems (PAAMS 2009)*, pages 100–109. Springer Berlin Heidelberg, 2009.
- [13] Y. Kubera, P. Mathieu, and S. Picault. IODA : an interaction-oriented approach for multi-agent based simulations. *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 23(3) :303–343, Nov 2011.
- [14] M. Mitchell. *Complexity : A Guided Tour*. Oxford University Press, 2009.
- [15] M. J. North, N. T. Collier, and J. R. Vos. Experiences creating three implementations of the Repast agent modeling toolkit. *ACM Trans. Model. Comput. Simul.*, 16(1) :1–25, Jan. 2006.
- [16] J. Rivière, C. Alaux, Y. Le Conte, et al. Toward a complete agent-based model of a honeybee colony. In J. Bajo, J. M. Corchado, et al., editors, *Highlights of Practical Applications of Agents, Multi-Agent Systems, and Complexity : The PAAMS Collection*, pages 493–505. Springer, 2018.
- [17] S. Russell, A. B. Barron, and D. Harris. Dynamic modelling of honey bee (*apis mellifera*) colony growth and failure. *Ecological Modelling*, 265 :158–169, 2013.
- [18] T. Schmickl and K. Crailsheim. HoPoMo : A model of honeybee intracolony population dynamics and resource management. *Ecological Modelling*, 204(1) :219–245, 2007.
- [19] T. D. Seeley. Division of labor between scouts and recruits in honeybee foraging. *Behavioral Ecology and Sociobiology*, 12(3) :253–259, Jun 1983.
- [20] T. D. Seeley. *The Wisdom of the Hive*. Harvard University Press, 1995.
- [21] T. D. Seeley, S. Camazine, and J. Sneyd. Collective decision-making in honey bees : how colonies choose among nectar sources. *Behavioral Ecology and Sociobiology*, 28(4) :277–290, Apr 1991.
- [22] T. D. Seeley and P. K. Visscher. Assessing the benefits of cooperation in honeybee foraging : search costs, forage quality, and competitive ability. *Behavioral Ecology and Sociobiology*, 22(4) :229–237, Apr 1988.
- [23] D. J. Sumpter and D. S. Broomhead. Shape and dynamics of thermoregulating honey bee clusters. *Journal of Theoretical Biology*, 204(1) :1–14, 2000.
- [24] D. J. T. Sumpter and D. S. Broomhead. Formalising the link between worker and society in honey bee colonies. In J. S. Sichman, R. Conte, and N. Gilbert, editors, *Multi-Agent Systems and Agent-Based Simulation*, pages 95–110, Berlin, Heidelberg, 1998. Springer Berlin Heidelberg.
- [25] K. S. Traynor, Y. L. Conte, and R. E. Page. Queen and young larval pheromones impact nursing and reproductive physiology of honey bee (*apis mellifera*) workers. *Behavioral Ecology and Sociobiology*, 68(12) :2059–2073, 2014.
- [26] M. L. Winston. *The Biology of the Honey Bee*. Harvard University Press, 1987.